



original article | UDC 681.513:62-58 | doi: 10.31210/visnyk2019.03.34

FORMALIZATION OF MOISTURE TRANSFER IN AN UNSATURATED ZONE OF A MODULAR PLOT OF SOIL AS A CONTROL OBJECT BASED ON NEO-FUZZY NETWORKS

L. I. Lievi,

ORCID ID: [0000-0003-4619-8764](https://orcid.org/0000-0003-4619-8764), E-mail: levili@ukr.net,

Poltava Yuriia Kondratiuka National Technical University, 24, Pershotravnevyyi Avenue, Poltava, 36011, Ukraine

The purpose of the article is to study a modular plot of soil as a control object, which is a complex system distributed in space. One of the characteristic features of the complexity of the control object is the uncertainty in representing its structure and behavior. Within the framework of the modern system modeling methodology, uncertainty may characterize the following aspects of model representations: vagueness or obscurity of the system boundary; ambiguity of separate terms' semantics; incompleteness of model ideas about a certain complex system; the presence of contradictions between the individual components of the model representations or requirements that the model of a complex system must satisfy; the uncertainty of certain events' occurrence relating to the possibility of finding the system - the original in a certain state in the future; linguistic uncertainty. The modular plot of soil as the object of control is influenced by variable disturbances - weather conditions (air temperature and humidity, wind speed, solar radiation, precipitation). The output parameter depends on them - the suction pressure (humidity) of soil. This object of control has stochastic uncertainty, since its properties change randomly. At present, in addition to classical neural networks, hybrid, in particular, fuzzy neural networks are developing. They combine the advantages of fuzzy inference neural networks. Therefore, it is the hybrid neuro-fuzzy network based on neo-fuzzy neuron that was used to model the unsaturated zone of the modular plot of soil as a control object. The developed neo-fuzzy models of unsaturated zone of a modular plot of soil as a control object for predicting the intake pressure of the soil provide higher accuracy of operation than multilayer direct distribution networks. At the same time, they have a simpler architecture, ensuring easier practical implementation and a higher learning rate. The neo-fuzzy models can be used as part of an automated workplace for an irrigation system dispatcher and serve as a convenient tool for planning and managing crop moisture regimes.

Key words: *unsaturated zone of a modular plot of soil, stochastic uncertainty, fuzzy neural network, neo-fuzzy neuron, synaptic weight.*

ФОРМАЛІЗАЦІЯ ВОЛОГОПЕРЕНОСУ В НЕНАСИЧЕНІЙ ЗОНІ МОДУЛЬНОЇ ДІЛЯНКИ ҐРУНТУ ЯК ОБ'ЄКТУ КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ НЕО-ФАЗЗИ МЕРЕЖ

Л. І. Леві,

Полтавський національний технічний університет імені Юрія Кондратюка, Першотравневий проспект, 24, Полтава, 36011, Україна

Метою статті є дослідження модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування, яка є складною розподіленою у просторі системою. Однією з характерних ознак складності об'єкта керування є невизначеність у представленні його структури та поведінки. У рамках сучасної методології системного моделювання невизначеність може характеризувати наступні аспекти модельних уявлень: неясність або нечіткість границі системи; неоднозначність семантики окремих термінів; неповнота модельних уявлень щодо певної складної системи; наявність протиріч між окремими компонентами модельних уявлень або вимог, які повинна задовольняти модель складної системи; невизначеність

настання певних подій, які належать до можливості знаходження системи – оригіналу в певному стані в майбутньому; лінгвістична невизначеність. На модульну ділянку ґрунту як об'єкт керування здійснюють вплив змінні збурення – погодні умови (температура й вологість повітря, швидкість вітру, сонячна радіація, опади). Від них залежить вихідний параметр – всмоктуючий тиск (вологість) ґрунту. Цьому об'єкту керування притаманна стохастична невизначеність, оскільки його властивості змінюються випадково. На сьогодні, крім класичних нейронних мереж, розвиваються гібридні, зокрема, нечіткі нейронні мережі. Вони об'єднують у собі переваги нейронних мереж і систем нечіткого виведення. Тому для моделювання ненасиченої зони модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування ґрунту застосовано саме гібридну нейро-нечітку мережу на основі нео-фаззи нейрона. Розроблені нео-фаззи моделі ненасиченої зони модульної ділянки ґрунту як об'єкта керування для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту забезпечують вищу точність роботи, ніж багатопшарові мережі прямого поширення. Водночас вони мають простішу архітектуру, що забезпечує легшу практичну реалізацію та більшу швидкість навчання. Розроблені нео-фаззи моделі можуть бути використані у складі автоматизованого робочого місця диспетчера зрошувальної системи і слугувати зручним інструментом для планування й керування режимами зволоження сільськогосподарських культур.

Ключові слова: ненасичена зона модульної ділянки ґрунту, стохастична невизначеність, нечітка нейронна мережа, нео-фаззи нейрон, синаптична вага.

ФОРМАЛИЗАЦИЯ ВЛАГОПЕРЕНОСА В НЕНАСЫЩЕННОЙ ЗОНЕ МОДУЛЬНОГО УЧАСТКА ПОЧВЫ КАК ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ НЕО-ФАЗЗИ СЕТЕЙ

Л. И. Леви,

Полтавский национальный технический университет имени Юрия Кондратюка, Первомайский проспект, 24, Полтава, 36011, Украина

Целью статьи является исследование модульного участка почвы как объекта управления, который представляет собой сложную распределенную в пространстве систему. Одной из характерных черт сложности объекта управления является неопределенность в представлении его структуры и поведения. В рамках современной методологии системного моделирования неопределенность может быть охарактеризована следующими аспектами модельных представлений: неясность или нечеткость границы системы; неоднозначность семантики отдельных терминов; неполнота модельных представлений об определенной сложной системе; наличие противоречий между отдельными компонентами модельных представлений или требований, которым должна удовлетворять модель сложной системы; неопределенность наступления определенных событий, относящихся к возможности нахождения системы – оригинала в определенном состоянии в будущем, лингвистическая неопределенность. На модульный участок почвы как объекта управления оказывают влияние переменные возмущения – погодные условия (температура и влажность воздуха, скорость ветра, солнечная радиация, осадки). От них зависит выходной параметр – всасывающее давление (влажность) почвы. Данному объекту управления присуща стохастическая неопределенность, поскольку его свойства меняются случайным образом. В настоящее время помимо классических нейронных сетей, развиваются гибридные, в частности, нечеткие нейронные сети. Они объединяют в себе преимущества нейронных сетей нечеткого вывода. Поэтому для моделирования ненасыщенной зоны модульного участка почвы как объекта управления применено именно гибридную нейро-нечеткую сеть на основе нео-фаззи нейрона. Разработанные нео-фаззи модели ненасыщенной зоны модульного участка почвы как объекта управления для прогнозирования всасывающего давления ґрунту обеспечивают более высокую точность работы, чем многослойные сети прямого распространения. В то же время они имеют более простую архитектуру, обеспечивающую более легкую практическую реализацию и более высокую скорость обучения. Разработанные нео-фаззи модели могут быть использованы в составе автоматизированного рабочего места диспетчера оросительной системы и служить удобным инструментом для планирования и управления режимами увлажнения сельскохозяйственных культур.

Ключевые слова: ненасыщенная зона модульного участка почвы, стохастическая неопределенность, нечеткая нейронная сеть, нео-фаззи нейрон, синаптический вес.

Вступ

Модульна ділянка ґрунту як об'єкт керування представляє собою складну розподілену у просторі систему. Загалом, однією з характерних ознак складності об'єкта керування є невизначеність в уяв-

ленні його структури або поведінки. При цьому саму категорію невизначеності можна розглянути з різних поглядів. У рамках сучасної методології системного моделювання невизначеність може характеризувати наступні аспекти модельних уявлень: неясність або нечіткість границі системи; неоднозначність семантики окремих термінів, які використовуються при побудові концептуальних моделей систем; неповнота модельних уявлень про деяку складну систему, особливо у зв'язку з вирішенням слабо формалізованих проблем; наявність протиріч між окремими компонентами модельних уявлень або вимог, які повинні задовольняти модель складної системи; невизначеність настання певних подій, які належать до можливості знаходження системи – оригінала в тому чи тому стані в майбутньому; лінгвістична невизначеність [1, 3, 6].

Як відомо, на модульну ділянку ґрунту як об'єкт керування здійснюють вплив змінні збурення – погодні умови (температура і вологість повітря, швидкість вітру, сонячна радіація, опади), – від яких залежить вихідний параметр – всмоктуючий тиск (вологість) ґрунту. Тому можна стверджувати, що цьому об'єкту керування притаманна стохастична невизначеність, оскільки його властивості весь час змінюються випадково. Водночас оцінка таких понять як метеопрогноз опадів передбачає наявність ще й лінгвістичної невизначеності, оскільки на погодних інформерах вказується передбачувана сила опадів у лінгвістичній формі: слабкі опади, короткочасний дощ, злива, гроза. Усі інші метеопараметри вказуються у певному інтервалі на різні періоди доби. Тобто стосовно температури та вологості повітря доцільніше говорити про певне середнє очікуване значення, яке потрапляє в діапазон «висока (температура)», «середня», «низька» тощо. Водночас існує складність у врахуванні усіх збурень, що одночасно впливають на модульну ділянку ґрунту як об'єкт керування.

На сьогодні, крім класичних нейронних мереж, динамічно розвиваються гібридні, зокрема, нечіткі нейронні мережі. Нечіткі нейронні мережі або гібридні мережі об'єднують переваги нейронних мереж і систем нечіткого виведення [2–4, 8]. З одного боку, вони дозволяють розробляти і представляти моделі систем у формі правил нечітких продукцій, які характеризуються наочністю і простотою змістовної інтерпретації. З іншого боку, для побудови правил нечітких продукцій використовуються методи нейронних мереж, що є зручним і менш трудомістким процесом. Останнім часом апарат гібридних мереж визнається спеціалістами як один з найбільш перспективних для рішення слабо структурованих задач прикладного системного аналізу.

Отже, метою роботи було побудувати нео-фаззі модель ненасиченої зони модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту.

Для досягнення поставленої мети необхідно було розв'язати задачу формалізації ненасиченої зони модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування.

Матеріали і методи досліджень

Структуру нечіткої нейронної мережі на базі алгоритму Сугено розглянуто в [7]. Основним недоліком адаптивних нейро-нечітких мереж є їхня громіздкість і низька швидкість збіжності алгоритмів навчання, що вимагає великих за обсягом навчальних вибірок даних [11, 23, 19]. З метою подолання цих недоліків нейро-нечітких систем японськими вченими Yamakawa T., Uchino E., Miki T., Kusanagi H. було введено нео-фаззі (нео-fuzzy) нейрон, подібний за архітектурою до n – входного формального нейрона [15, 16, 20]. Його структуру розглянуто в [4, 5].

Замість звичайних синаптичних ваг нео-фаззі нейрон містить нелінійні синапси $NS_i, i=1, 2, \dots, n$, утворені набором трикутних симетричних рівномірно розподілених на інтервалі $[0, 1]$ функцій належності $\mu_{ji}, j=1, 2, \dots, m$, з кожною з яких зв'язана власна налаштовувана вага W_{ji} . Вихідну реакцію нео-фаззі нейрона на вхідний вектор даних

$$x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T, \quad k = 1, 2, \dots, N,$$

може бути представлено так:

$$y(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) \cdot w_{ji}(k), \quad (1)$$

де $W_{ji}(k)$ – поточне значення синаптичної ваги, що налаштовується, в момент часу k при j -й функції належності i -ї компоненти вхідного сигналу.

Як критерій навчання нео-фаззі нейрона використовується стандартна квадратична помилка:

$$E(k) = \frac{1}{2} (d(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) = \frac{1}{2} \left(d(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) \cdot w_{ji} \right)^2, \quad (2)$$

мінімізація якої за допомогою градієнтної процедури веде до алгоритму навчання:

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta \cdot e(k) \cdot \mu_{ji}(x_i(k)), \quad (3)$$

де $d(k)$ – зовнішній навчальний сигнал;

η – параметр кроку пошуку, що вибирається з емпіричних міркувань і визначає швидкість збіжності процесу навчання.

Центри трикутних функцій належності μ_{ji} розташовані так, щоб забезпечити так зване розбиття Руспіні:

$$\sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (4)$$

що дає змогу не вводити прихований шар нейронів для нормалізації входів, який зазвичай присутній у нейро-фаззі системах. Унаслідок розбиття Руспіні на кожному кроці навчання активуються тільки дві сусідні функції належності. Вигляд трикутних функцій належності нео-фаззі нейрона показано на рис. 1.

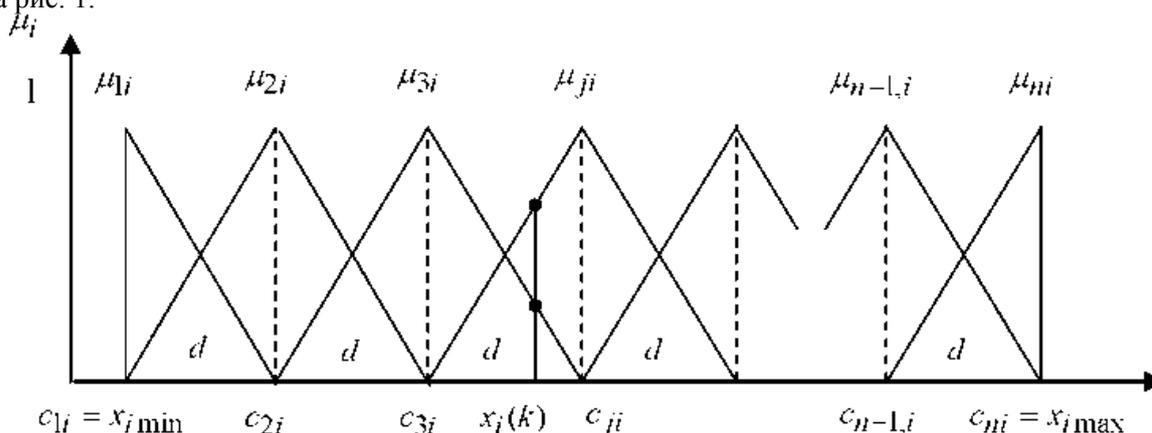


Рис. 1. Трикутні функції належності нео-фаззі нейрона

Тут кожна змінна розбивається на n рівних інтервалів від свого мінімального до максимального значення. Значення функції належності змінної x_i визначаємо за залежністю:

$$\mu_{ji} = \begin{cases} \frac{x_i - c_{j-1,i}}{c_{ji} - c_{j-1,i}}, & x \in [c_{j-1,i}, c_{ji}] \\ \frac{c_{j+1,i} - x_i}{c_{j+1,i} - c_{ji}}, & x \in [c_{ji}, c_{j+1,i}] \\ 0 & \text{- у інших випадках.} \end{cases} \quad (5)$$

Для покращення апроксимаційних властивостей у [9, 10] було запропоновано конструкцію подвійного нео-фаззі нейрона.

Перший шар подвійного нео-фаззі нейрона утворений n нелінійними синапсами NS_i з m_i функція-

ми належності й синаптичними вагами кожен. Вихідний шар утворений нелінійним синапсом NS_0 з m_0 функціями належності $\mu_{10}, 1=1, 2, \dots, m_0$ і синаптичними вагами w_{10} .

При подачі на вхід подвійного нео-фаззі нейрона вхідного вектора $x(k)$ на його виході з'являється сигнал:

$$y(k) = f_0(u(k)) = f_0\left(\sum_{i=1}^n f_i(x_i(k))\right) = \sum_{l=1}^{m_0} \mu_{10}(u(k)) \cdot w_{10} = \sum_{l=1}^{m_0} \mu_{10}\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} \mu_{ji}(x_i(k)) \cdot w_{ji}\right) w_{10}. \quad (6)$$

Отже, значення вихідного сигналу подвійного нео-фаззі нейрона визначається як значеннями компонент вхідного вектора $x_i(k)$, так і значеннями функцій належності і відповідних синаптичних ваг.

Розрахунок для перевірки адекватності отриманих моделей виконано за допомогою F-критерія Фішера. F-критерій Фішера є параметричним критерієм і використовується для порівняння дисперсій двох варіаційних рядів [12]. Дисперсія у статистиці визначається як СКВ індивідуальних значень ознаки від середнього арифметичного. Розрахунок F-критерію Фішера виконано за програмою Microsoft Excel при рівні значущості 0,05. З розрахунку випливає, що нульова гіпотеза щодо рівності генеральних дисперсій на рівні значущості 0,05 приймається, і тому розроблені моделі є адекватними.

Результати дослідження та їх обговорення

З урахуванням попередніх припущень для моделювання ненасиченої зони модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування ґрунту застосуємо гібридну нейро-нечітку мережу на основі нео-фаззі нейрона. Для цього сформуємо навчальну й тестувальну вибірки даних по 173 точки в кожній за два різні вегетаційні періоди. На основі моделі нео-фаззі нейрона (1) для різних шарів ґрунту (0–10, 10–20 та 30–40 см) створимо моделі вигляду:

$$W_{k+1}^h = NN(P_{k+1}, D_{k+1}, L_{k+1}, W_{k-1}^h, W_k^h),$$

де вхідними параметрами є кількість опадів P (мм), дефіцит вологості повітря D (мбар), рівень ґрунтових вод L від світлової поверхні (м); вихідним параметром є всмоктуючий тиск W^h (м) у визначеному шарі ґрунту h ;

$NN()$ – перетворення, яке здійснюється нейроною мережею;

k – поточний крок.

При цьому розіб'ємо кожну змінну на 6 рівних інтервалів (рис. 2, 5) з трикутними функціями належності, які задовольняють вимогу (4). Програмне забезпечення для навчання та тестування нео-фаззі моделей для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту розроблено відповідно до [14, 17, 18].

Розраховані вагові коефіцієнти для нео-фаззі мережі для прогнозування всмоктуючого тиску в шарі ґрунту $h = 0-10$ см:

$wP = 0,5616; 0,5598; 0,07069; 0,9815; 0,3413; 0;$
 $wD = 0,276; 0,1994; 0,228; 0,2528; 0,2699; 0;$
 $wL = 0; 0,1771; -0,04447; 0,0601; 0,0005044; 0;$
 $wW1 = 0,009148; 0,05383; 0,07863; -0,09195; -0,1702; 0;$
 $wW2 = -0,7824; -0,6217; -0,4078; -0,2407; 0,1926; 0.$

Розраховані вагові коефіцієнти для нео-фаззі мережі для прогнозування всмоктуючого тиску в шарі ґрунту $h = 10-20$ см:

$wP = 0,06096; 0,06963; -0,03156; 0,1927; 0,004078; 0;$
 $wD = -0,09168; 0,07213; 0,06424; 0,093; 0,09745; 0;$
 $wL = 0; -0,0379; -0,007561; 0,03478; -0,006978; 0;$
 $wW1 = 0,2713; 0,2281; 0,1981; 0,05589; -0,1361; 0;$
 $wW2 = -0,404; -0,1469; 0,083; 0,3249; 0,7602; 0.$

Розраховані вагові коефіцієнти для нео-фаззі мережі для прогнозування всмоктуючого тиску в шарі ґрунту $h = 30-40$ см:

$wP = 0,05596; 0,05226; 0,02114; 0,04946; 0,05117; 0;$
 $wD = 0,0008974; 0,03379; 0,03179; 0,04337; 0,04698; 0;$

$wL = 0; -0,07954; -0,04592; -0,005366; -0,002678; 0;$
 $wW1 = 0,09041; 0,1252; 0,04392; 0,1562; 0; 0;$
 $wW2 = -0,1475; -0,0005958; 0,2592; 0,3046; 0; 0.$

При цьому всмоктуючий тиск, який відповідає нижній межі оптимальної вологості, при вирощуванні багаторічних трав на різних фазах їхнього розвитку коливається в межах 1–3,5 м вод. ст. (0,1–0,35 атм). Згідно з результатами розрахунків максимальне значення середньоквадратичного відхилення (СКВ) складає 1,036 м вод. ст. Приріст всмоктуючого тиску ґрунту $\pm 1,036$ м вод. ст. згідно з основною гідрофізичною характеристикою відповідає приросту об'ємної вологості ґрунту $\pm (2-4) \%$ в межах робочого діапазону. Максимальний діапазон вологості складає (21–43) % об'ємних, або (0–7) м вод. ст. всмоктуючого тиску для ґрунтів суглинистого та супіщаного складу.

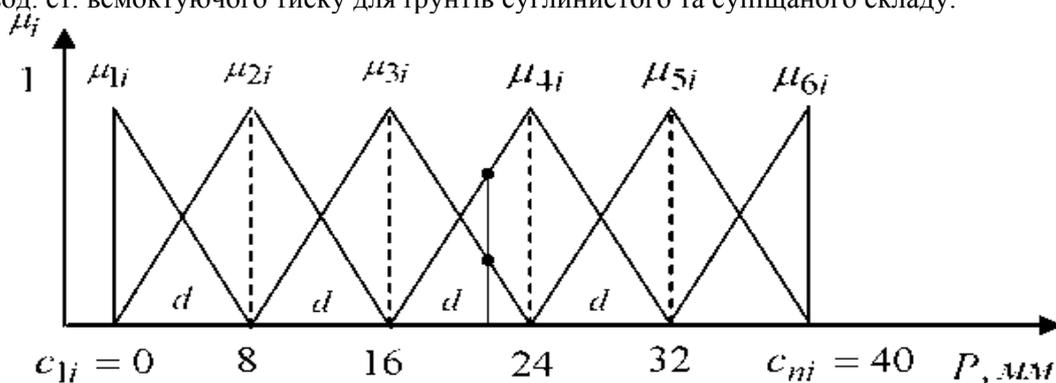


Рис. 2. Функції належності вхідної змінної «Кількість опадів»

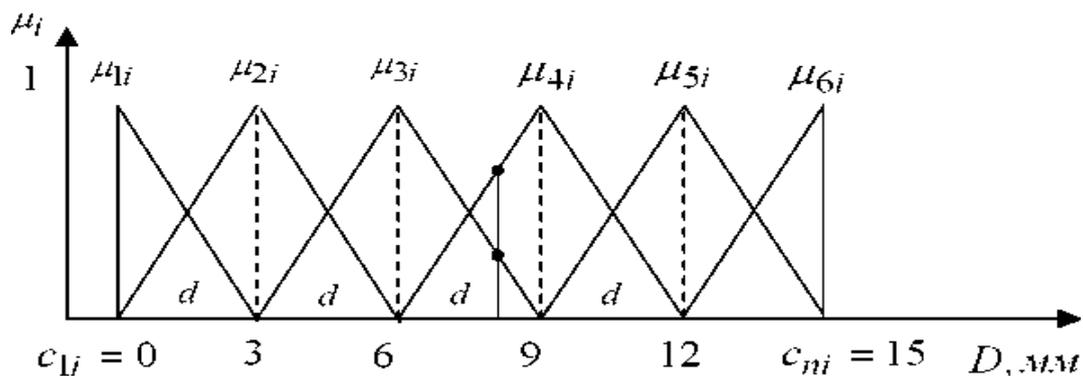


Рис. 3. Функції належності вхідної змінної «Дефіцит вологості повітря»

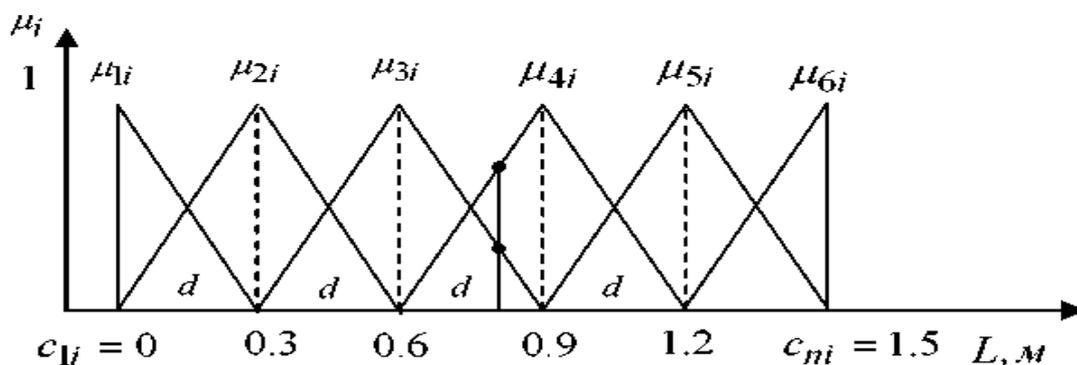


Рис. 4. Функції належності вхідної змінної «Рівень ґрунтових вод»

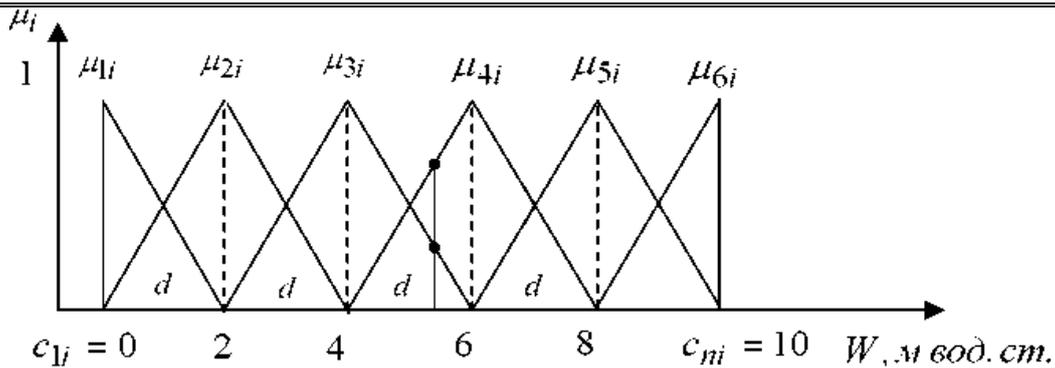


Рис. 5. Функції належності вихідної змінної «Всмоктуючий тиск ґрунту»

При керуванні всмоктуючим тиском (вологістю) ґрунту достатньо забезпечити точність $\pm 5\%$ об'ємної вологості.

Як видно з наведеного, найкращі результати моделювання вологопереносу в ненасиченій зоні ґрунту забезпечують моделі на базі нео-фаззи нейронних мереж. Вони простіші за архітектурою за двохшарові мережі прямого поширення, швидші в навчанні та простіші в технічній реалізації [2–5].

Висновки

Розроблені нео-фаззи моделі ненасиченої зони модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування для прогнозування всмоктуючого тиску ґрунту забезпечують вищу точність роботи, ніж багатшарові мережі прямого поширення. Водночас вони мають простішу архітектуру, що забезпечує легшу практичну реалізацію та більшу швидкість навчання. Розроблені нео-фаззи моделі можуть бути використані у складі автоматизованого робочого місця диспетчера осушувально-зволожувальної системи й слугувати зручним інструментом для планування і керування режимами зволоження сільськогосподарських культур.

Перспективи подальших досліджень. Вважається доцільним дослідити питання застосування інтелектуальних методів підтримки ухвалення рішень в умовах багатокритеріальності в задачах оптимального керування вологозабезпеченістю сільськогосподарських культур. Це дозволить економити водні та енергетичні ресурси з одночасним забезпеченням отримання планового врожаю.

References

1. Zgurovskij, M. Z., & Zajchenko, Yu. P. (2013). *Osnovy vychislitelnogo intellekta*. Kiev [In Russian].
2. Lyevi, L. I. (2019). Sintez avtomatizovanoyi sistemi keruvannya vologozabezpechenistyu silskogospodarskih kultur pri pidgruntovomu zvolozhenni. *Visnik Poltavskoyi Derzhavnoyi Agrarnoyi Akademiyi*, (1), 227–231. doi: 10.31210/visnyk2019.01.27 [In Ukrainian].
3. Leonenkov, A. (2005). Nechetkoe modelirovanie v srede Matlab i fuzzy Tech. Sankt Peterburg: BHV, Peterburg [In Russian].
4. Medvedev, V. S. & Potemkin, V. G. (2002). *Nejronnye seti. Matlab 6*. Moskva: DIALOG, MIFI [In Russian].
5. Rutkovskaya, D., Pilinskij, M. & Rutkovskij, L. (2007). *Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechyotkie sistemy: Per. s polskogo Rudinskogo I. D.* Moskva: Goryachaya liniya, Telekom [In Russian].
6. Uskov, A. A. & Kuzmin, A. V. (2004). *Intellektualnye tehnologii upravleniya. Iskusstvennye nejronnye seti i nechyotkaya logika*. Moskva: Goryachaya liniya, Telekom [In Russian].
7. Hajkin, S. (2006). *Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izd., ispr.: Per. s angl.* Moskva: OOO “I. D. Vil'yams” [In Russian].
8. Ahmad, M.I. (2004). *Fuzzy Logic for Embedded Systems*. Amsterdam: Elsevier.
9. Bodyanskiy, Y., Gorshkov, Y., Kolodyazhniy, V., Otto, P. (2007). Evolving network based on double neo-fuzzy neurons. *Internationales Wissenschaftliches Kolloquium. Technische Universität Ilmenau, Faculty of Computer Science and Automation*, 52. Ilmenau: Ilmedia^{GND}.
10. Chen, G. (2001). *Introduction to fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy control systems*. Boca Raton, London, New York: CRC Press LLC.
11. Ding, L. (2001). *The new Paradigm of Knowledge Engineering by Soft Computing*. Singapore: World Scientific.

12. Fisher, R.A. (1954). *Statistical Methods for research workers*. Oliver and Boyd.
13. Jang, J.-Sh. R. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
14. Kruse, R., Borgelt, C., Klawonn, F., Moewes, C., Steinbrecher, M., & Held, P. (2013). *Computational Intelligence. Texts in Computer Science*. doi: 10.1007/978-1-4471-5013-8.
14. Lughofer, E., Cernuda, C., Kindermann, S., & Pratama, M. (2015). Generalized smart evolving fuzzy systems. *Evolving Systems*, 6 (4), 269–292. doi: 10.1007/s12530-015-9132-6.
15. Razi, M., & Athappilly, K. (2005). A comparative predictive analysis of neural networks (NNs), nonlinear regression and classification and regression tree (CART) models. *Expert Systems with Applications*, 29 (1), 65–74. doi: 10.1016/j.eswa.2005.01.006.
16. Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85–117. doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.003.
17. Sen, Z. (2008). *Solar Energy Fundamentals and Modeling Techniques: Atmosphere, Environment, Climate Change and Renewable Energy*. London: Springer-Verlag London Limited.
18. Silva, A. M., Caminhas, W., Lemos, A., & Gomide, F. (2014). A fast learning algorithm for evolving neo-fuzzy neuron. *Applied Soft Computing*, 14, 194–209. doi: 10.1016/j.asoc.2013.03.022.
19. Yamakawa, T., Uchino, E., Miki, T., & Kusanagi, H. (1992). A neo-fuzzy neuron and its applications to system identification and prediction of the system behavior. Proc. 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks “IIZUKA - 92”, pp. 477–483 [In English].
20. Yamakawa, T., Uchino, E., Miki, T., & Kusanagi, H. (1992). A neo-fuzzy neuron and its applications to system identification and prediction of the system behavior. *International conference; 2nd, Fuzzy logic and neural networks*. Iizuka, Japan: Fuzzy Logic Systems Institute.

Стаття надійшла до редакції 23.07.2019 р.

Бібліографічний опис для цитування:

Леві Л. І. Формалізація вологопереносу в ненасиченій зоні модульної ділянки ґрунту як об'єкту керування на основі нео-фаззі мереж. *Вісник ПДАА*. 2019. № 3. С. 248–255.

© Леві Леонід Ісаакович, 2019